

ЕКСПЕРТНО-СТАТИСТИЧНЕ ОЦІНЮВАННЯ ІНТЕГРАЛЬНИХ ІНДИКАТОРІВ МЕТОДАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

К. С. ЯМКОВИЙ^{1*}, Л. М. ЛЮБЧИК²

^{1.} аспірант кафедри КМАД, НТУ «ХПІ», Харків, УКРАЇНА

^{2.} професор кафедри КМАД, д-р. техн. наук, НТУ «ХПІ», Харків, УКРАЇНА

* email: yamkovou@gmail.com

Методи експертних оцінок є частиною великої області теорії прийняття рішень, а саме експертне оцінювання – процедура отримання оцінки проблеми на основі думки фахівців (експертів) з метою подальшого прийняття рішення (вибору).

Метою даної роботи є розробка алгоритмів експертно–статистичного оцінювання об'єктів на основі машинного навчання

Ранжування величин – послідовне розміщення величин у певному порядку за ступенем важливості, значущості. Застосовують, зокрема, у моделюванні, при створенні систем автоматичного управління технологічними процесами, а також в теорії прийняття рішень.

Із задачі ранжування народжується й зворотна задача: реконструкція функції ранжування використовуючи данні «об'єкт – ознака», експертні оцінки ваги ознак і інтегральні показники об'єктів. Тому відновлення функції ранжування можна розглядати як проблему специфічного ототожнення, яка може бути вирішена застосуванням методу опорних векторів. Метод опорних векторів (SVM, support vector machine) у поєднанні з ядерними методами дозволяє знизити число оцінюваних параметрів у моделі інтегрального показника й дозволяє відновити нелінійну структуру експертної функції ранжування.

При цьому експертні оцінки ваг ознак у лінійній згортці критеріїв, яка може розглядатися як перше наближення для нелінійної згортки критеріїв, і може використовуватися як попередня інформація для оптимального узгодження експертних оцінок.

Множина спостережень може бути представлена у вигляді матриці (таблиця «об'єкт–ознака») $X_n = \{x_i^j\}_{i,j=1}^{n,m}$. Для того щоб порівняти об'єкти заснованих на експертних оцінках необхідно оцінити узагальнений показник, який характеризує якість об'єкта. Узагальнений показник є скалярною дійснозначною функцією $J(x)$, яка апіорно невідома і визначається на основі переваг експертів. При цьому значення узагальненого показника для кожного об'єкта x_i ; $i = \overline{1, n}$; асоціюється з відповідним вектором виміряних особливостей x_i . Модель узагальненого показника можемо представити у квазілінійній формі $J(x) = \phi^T(x)c$, де $c^T = (c_1, ..., c_M)$ – вектор невідомих параметрів моделі, $\phi^T(x) = (\phi_1(x), ..., \phi_M(x))$ – вектор зумовлених координатних функцій, M – це

розмірність моделі. Оцінимо параметри моделі узагальненого індикатора як рішення задачі оптимізації, формалізованою метою якої є зіставлення розрахованих і вимірних узагальнених показників:

$$R(c) = \sum_{i=1}^n (q^i - f^T(x_i)c)^2 + W(c, w) \rightarrow \min_c \quad (1)$$

Для перевірки роботи нелінійної функції переваг були використані одномірні модельні данні сгенеровані функцією за формулою 1 з додаванням нормального шуму $N(0,0.05)$:

$$f(x) = \exp(-x^2) + 1,5 \cdot \exp(-(x - 2)^2), \quad (2)$$

Для перевірки точності моделей використовувалися декілька показників. За всіма цими показниками нелінійна функція переваг має більшу точність ніж інші моделі.

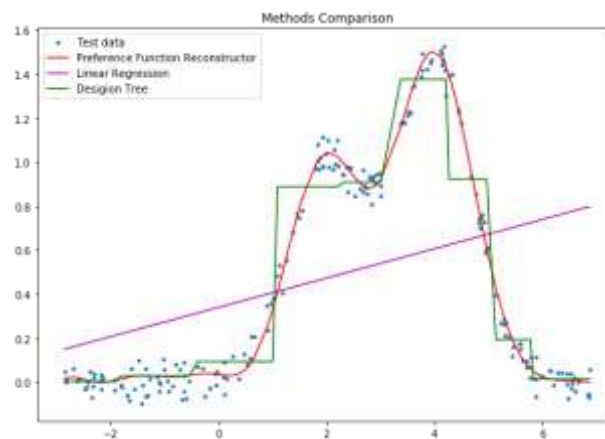


Рис. 1 – Графік порівняння методів

В рамках даної роботи було реалізовано алгоритм побудови експертно-статистичної оцінки інтегральних індикаторів на основі машинного навчання. Цей алгоритм можна використовувати для вирішення проблеми багатокритеріального вибору в умовах визначеності. Він використовує нелінійну згортку ознак, яка базується на експертних оцінках інтегрального показника й ваг ознак.

Список літератури:

- 1 Lyubchik L. M., Grinberg G. L. Preference Function Reconstruction for Multiple Criteria Decision Making Based on Machine Learning Approach – Springer International Publishing Switzerland, 2014
- 2 Strijov, V., Shakin, V. Index construction: the expert–statistical method. Environ. Res. Eng. Manage. 4(26), 51–55, 2003.
- 3 Jean–Philippe Vert, Koji Tsuda, Bernhard Schölkopf. A primer on kernel methods, 2004.
- 4 Lyubchik Leonid, Grinberg Galyna, Yamkovyi Klym. Integral Indicator for Complex System Building based on Semi-Supervised Learning — IEEE First International Conference on System Analysis & Intelligent Computing (SAIC), 2018.